



HAL
open science

Modèle statistique pour la prédiction de la déformation du poumon pendant la chirurgie thoracique vidéo-assistée

Valentin Bousso, Jean-Louis Dillenseger

► **To cite this version:**

Valentin Bousso, Jean-Louis Dillenseger. Modèle statistique pour la prédiction de la déformation du poumon pendant la chirurgie thoracique vidéo-assistée. RITS (Recherche en Imagerie et Technologies pour la Santé) 2022, SFGBM, May 2022, Brest, France. hal-03764600

HAL Id: hal-03764600

<https://hal.science/hal-03764600v1>

Submitted on 30 Aug 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

MODELE STATISTIQUE POUR LA PREDICTION DE LA DEFORMATION DU POUMON PENDANT LA CHIRURGIE THORACIQUE VIDEO-ASSISTEE

Valentin Boussot¹, Jean-Louis Dillenseger¹

1. Univ Rennes, Inserm, LTSI - UMR 1099, F-35000 Rennes, France

Contexte

Un des traitement de référence du cancer du poumon à un stade précoce est la résection chirurgicale par thoracoscopie vidéo-assistée (VATS) d'une petite région du poumon (Wedge Resection) contenant un nodule. Un des problèmes de cette procédure est dû à la difficulté de localiser le nodule lors du geste. Rouzé *et al* ont proposé une approche de localisation basée sur une acquisition CBCT peropératoire (CBCT_2) (Rouzé *et al.*, 2016). Par contre, le poumon subit d'importantes déformations dues principalement à un changement de position du patient entre le CT et la salle d'opération et au pneumothorax induit par la chirurgie ce qui fait que le nodule n'est plus visible sur le CBCT_2. L'idée est alors de modéliser les déformations du poumons par un modèle biomécanique pour reporter la position du nodule visible en CT sur le CBCT_2 (Alvarez *et al.*, 2021). Dans cette approche, un volume CBCT intermédiaire (CBCT_1) est acquis juste après le placement du patient en position opératoire. Ce CBCT_1 permet : 1) d'estimer les déformations dues au changement de position du patient par un recalage entre le CT et le CBCT_1 et 2) d'établir la position initiale du modèle biomécanique afin de simuler la déflation (le pneumothorax) du poumon vers les surfaces vues sur le CBCT_2.

Notre objectif est de simplifier ce protocole et de réduire la dose de rayonnement subit par le patient en supprimant le CBCT_1. Pour cela, à partir des données du CT, nous proposons de définir un modèle de prédiction des déformations dues au changement de position du patient en se basant sur l'information du CBCT_2 et sur un modèle statistique formé par les déformations déjà observées.

Méthode

Notre approche peut être décomposée en 3 étapes :

1) *Génération des statistiques de déformations.* Dans la base d'apprentissage, nous disposons pour chaque patient du couples d'images CT-CBCT_1. trois étapes sont nécessaires pour générer ces statistiques.

a) Estimation du champs de déformations $E_i(\cdot)$ dû au changement de pose pour chaque patient i (figure 1). Ce champ de déformation est estimé en faisant un recalage élastique entre le CT et le CBCT_1 du patient. Nous avons utilisé la méthode classique de recalage itératif multi-résolution basée sur les intensités implémentée dans Elastix. Les deux volumes sont initialement alignés sur le rachis. Le champ de déformations est alors modélisée par des B-Splines d'ordre 3. 2)

b) Mise en correspondance des champs de déformation sur un patient de référence (patient 3 sur l'exemple de la figure 1). Pour cela, nous estimons la transformation élastique $T_{i,3}(\cdot)$ entre le patient i et le patient 3 également par des

techniques de recalage élastique d'image.

c) Échantillonnage des champs de déformations. Nous avons utilisé deux types d'échantillonnage. Un échantillonnage du volume des champs de déformation d'une grille de points et l'échantillonnage de la surface du poumon segmenté sous la forme de nœuds du mesh de surface.

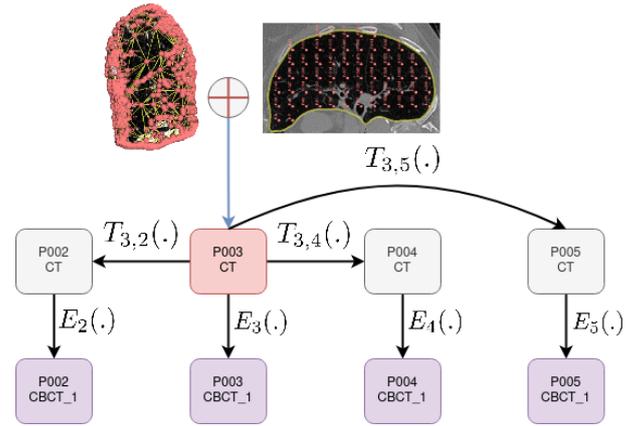


FIGURE 1 – Génération des statistiques pour le modèle des poumons droits.

2) *Modèle statistique de formes.* Les $T_{i,3}(\cdot)$ et $E_i(\cdot)$ sont alors utilisés estimer la déformation moyenne et des principaux modes de déformation à l'aide d'une analyse en composantes principales.

3) *Ajustement du modèle statistique à la forme d'un nouveau patient j .* Notre hypothèse de départ est que la fosse pleuropulmonaire ne subit pas de déformations entre le CBCT_1 et le CBCT_2. L'ajustement du modèle pour un nouveau patient j nécessite la segmentation des surfaces de la fosse pleuropulmonaire visibles dans le CT et dans le CBCT_2, Figure 2. Les nœuds de ces meshes de surface sont alors alignés sur le modèle statistique de formes afin d'estimer les modes de déformations par minimisation du Dice entre ces deux segmentations. Une fois les modes identifiés, il est possible de générer les points de contrôle modélisant $E_j(\cdot)$ associé à ces modes et donc de générer le volume du poumon CT déformés par ces modes.

Résultats

Nous disposons de données de 5 patients pour lesquelles nous avons les CT, CBCT_1 et CBCT_2 (2 poumons gauches, 4 poumons droits). Une trentaines de repères anatomiques appariés ont été placés manuellement sur chaque couple CT/CBCT_1 par le chirurgien en charge de la chirurgie VATS de ces patients à l'hôpital universitaire de Rennes.

L'apprentissage des deux modèles de statistique de formes (un pour les poumons gauches et un pour les poumons droits)

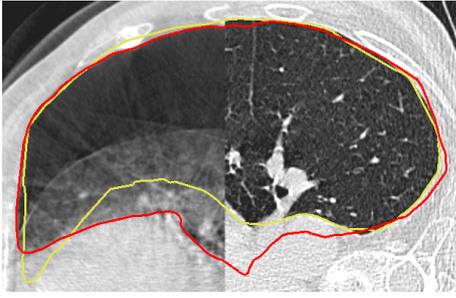


FIGURE 2 – Volume CT et CBCT_2 comparé avec leurs mesh respectif (Jaune, Rouge) aligné sur le rachis avant l’estimation des modes.

a été fait en utilisant les couples CT/CBCT_1.

Pour chacun des patient, Nos avons prédit les déformations du changement de position du patient à partir du CT et du CBCT_2. Nous avons comparé 3 modèle de prédiction : a) pas de prédiction (recalage *rigide* entre CT et CBCT_2) , b) la prédiction *moyenne* de notre modèle et c) la *prédiction* avec estimation des modes de la déformation du poumon par notre méthode.

La figure 3 montre la distribution de l’erreur de prédiction de la déformation avec l’estimation de la déformation du changement de pose obtenue par recalage. Cette erreur est estimée en mesurant les distances euclidiennes entre les points d’échantillonnage estimés par recalage et ceux obtenu par les trois modèles de projection .

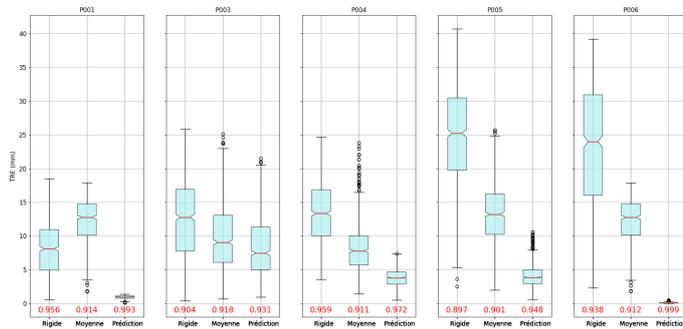


FIGURE 3 – Boxplots par patient des erreur de la prédiction obtenue soit par recalage rigide, déformation moyenne et notre méthode de prédiction avec la déformation du changement de pose estimée par recalage.

La figure 4 indique la précision de la prédiction obtenue soit par recalage rigide, déformation moyenne et notre méthode de prédiction en mesurant la distance euclidienne entre landmarks du CT projetés par la transformation estimée et les landmarks du CBCT_1.

Discussion et conclusion

La figure 3 démontre la capacité de la prédiction à reproduire les déformation estimés, *i.e* à retrouver les modes de déformation associés au patient à partir du CBCT_2.

La figure 4 montre que notre modèle de prédiction des déformations permet de réduire l’erreur médiane entre landmarks de 13.51 mm sans prédiction en passant par 9.67 mm

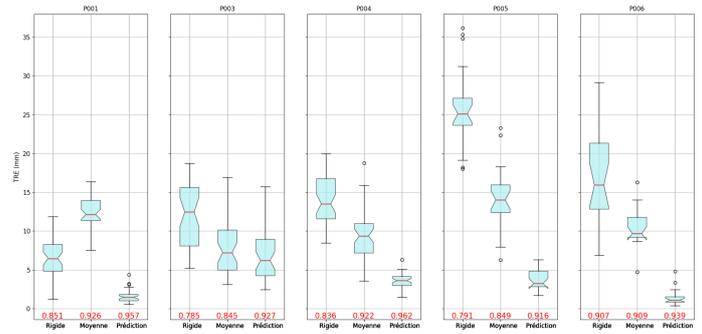


FIGURE 4 – Boxplots par patient des distances entre landmarks du CT projetée par recalage rigide, déformation moyenne et notre méthode de prédiction et les landmarks placés sur le CBCT_1.

pour une prédiction moyenne à 3.22 mm avec l’estimation des modes.

Ces résultats ont été obtenus avec peu de patients. La figure 4 montre bien que la prédiction peut être relativement imprécise pour certains patients (P003). Une analyse plus fine a montré que pour ce patient, le CBCT_2 observait une partie du poumon qui n’avait jamais été estimée dans les données d’entraînement. Mais même pour ce patient l’estimation des modes de déformations a apporté un gain en terme de prédiction.

Nous attendons d’avoir davantage de données pour continuer à développer et à généraliser le modèle et si possible à identifier les modes prépondérants quel que soit le patient.

Références

Alvarez, P., Rouzé, S., Miga, M. I., Payan, Y., Dillenseger, J.-L., & Chabanas, M. (2021). A hybrid, image-based and biomechanics-based registration approach to markerless intraoperative nodule localization during video-assisted thoracoscopic surgery. *Medical Image Analysis*, 69, 101983. (Publisher : Elsevier)

Rouzé, S., de Latour, B., Flécher, E., Guihaire, J., Castro, M., Corre, R., ... Verhoye, J.-P. (2016). Small pulmonary nodule localization with cone beam computed tomography during video-assisted thoracic surgery : a feasibility study. *Interactive Cardiovascular and Thoracic Surgery*, 22(6), 705–711.

Remerciements

Ce travail est effectué dans le cadre du projet ANR VAT-Sop (ANR-20-CE19-0015) avec le soutien de la Région Bretagne.